



# Association Rule Mining (2)

---



# 연관규칙탐사 알고리즘

---

## Apriori

- ✓ 최소 규칙 지지도(Support), 최대 규칙 신뢰도(Confidence), 최대 전항값 수(Antecedent)로 규칙 생성
- ✓ 품목필드가 이분형(flag) 또는 범주형(set)인 경우에 적용 가능
- ✓ 음의 규칙(Negative rule) 생성 가능



# Apriori 알고리즘 (1/3)

## ■ 빈발항목집합(frequent itemset)

- 최소지지도 이상을 갖는 항목집합
- 트랜잭션에 나타나는 모든 항목들의 집합을  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ 라 할 때, 모든 가능한 부분집합의 수는  $2^m - 1$  (공집합 제외)
- k개의 항목으로 이루어진 집합을 k-항목집합이라 함
- 원시적으로 연관규칙을 찾기 위해서는 모든 가능한 부분집합에 대해 전체 트랜잭션에 대한 지지도를 계산해야 함

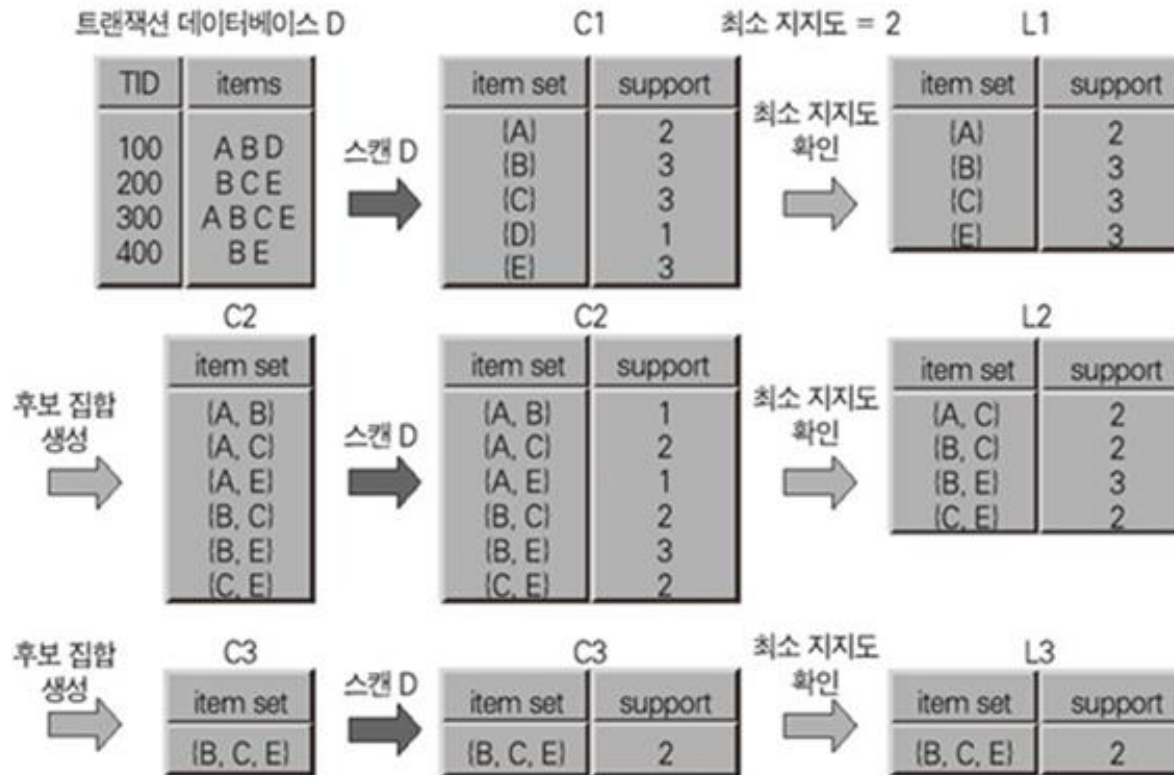
## ■ 선형적 규칙(Apriori Principle)

- 모든 항목집합에 대한 지지도를 계산하지 않고 원하는 빈발항목집합을 찾아내는데 이용되는 선형적 규칙:
  - 한 항목집합이 빈발하다면, 이 항목집합의 모든 부분집합 역시 빈발항목집합
  - 한 항목집합이 非빈발하다면, 이 항목집합의 모든 부분집합 역시 非빈발항목집합
- 이 사실을 이용하면 최소 지지도 기준을 넘지 못하는 항목집합들을 쉽게 가지치기 할 수 있는데, 이를 선형적 규칙을 이용한 빈발항목집합 추출 알고리즘(Apriori algorithm)이라 함

# Apriori 알고리즘 (2/3)

## ■ 빈발항목집합 탐사과정

- 결합(join)과 가지치기(prune)의 두 과정으로 구성





# Apriori 알고리즘 (3/3)

---

## ■ 연관규칙 추출과정

- 모든 빈발항목집합  $L$ 에 대하여  $L$ 의 모든 공집합이 아닌 부분집합들을 탐색
- 각각의 부분집합  $A$ 에 대하여,  
만약  $\text{Support}(A)$ 에 대한  $\text{Support}(L)$ 의 비율이 적어도 최소 신뢰도 이상이면  $A \Rightarrow (L-A)$ 의 형태의 규칙을 출력



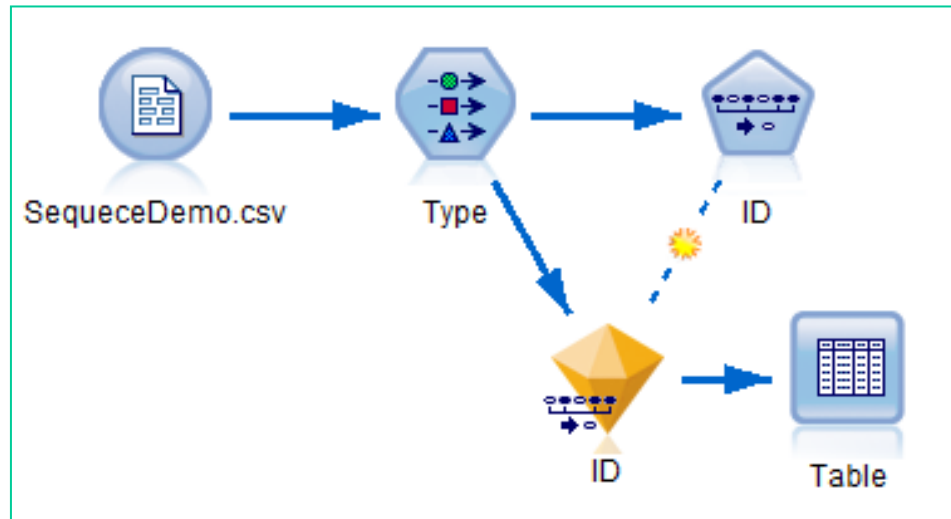
# 순차규칙탐사 알고리즘

---

## Sequence (순차규칙)

- ✓ 개별 거래 이력에 순차성, 즉 발생시간(time)을 고려
- ✓ 시간필드가 필요
- ✓ 특정한 event가 발생한 이후에 순차규칙이 적용
  - ☞ e.g.) 결혼 후, 유아복 구매하고 교육보험상품을 구매

# SPSS Modeler의 순차규칙: 전체 스트림



# 순차규칙탐사 실습 - 변수유형 설정

## Clementine>Sequence

The 'Type' dialog box in Clementine is shown. It has tabs for 'Types', 'Format', and 'Annotations'. The 'Types' tab is active. Below the tabs are buttons for 'Read Values', 'Clear Values', and 'Clear All Values'. The 'Read Values' button is highlighted. Below these buttons is a table with the following columns: Field, Measurement, Values, Missing, Check, and Role. The table lists various fields and their corresponding measurement types and roles.

Field	Measurement	Values	Missing	Check	Role
ID	Continuous	[1.0,200.0]		None	Input
GENDER	Flag	Male/Fem...		None	Input
Age	Nominal	"18 to 30",...		None	Input
MARITAL	Nominal	Divorced,...		None	Input
CHILDREN	Flag	Yes/No		None	Input
WORKING	Flag	Yes/No		None	Input
ready made	Flag	T/F		None	Input
frozen foods	Flag	T/F		None	Input
alcohol	Flag	T/F		None	Input
fresh veg	Flag	T/F		None	Input
milk	Flag	T/F		None	Input
bakery goods	Flag	T/F		None	Input
fresh meat	Flag	T/F		None	Input
toiletris	Flag	T/F		None	Input
snacks	Flag	T/F		None	Input
tinned goods	Flag	T/F		None	Input

At the bottom of the dialog, there are radio buttons for 'View current fields' (selected) and 'View unused field settings'. There are also 'OK', 'Cancel', 'Apply', and 'Reset' buttons.

### ▶ Type

- Read Values를 실행하여 변수 유형만 자동 설정
- 연관규칙탐사와 달리 Role을 'Both'로 설정할 필요 없음



# 순차규칙탐사 실습 - 모델링 및 결과 (1/3)

## Clementine>Sequence

### ▶ Sequence

- Modeling – Sequence

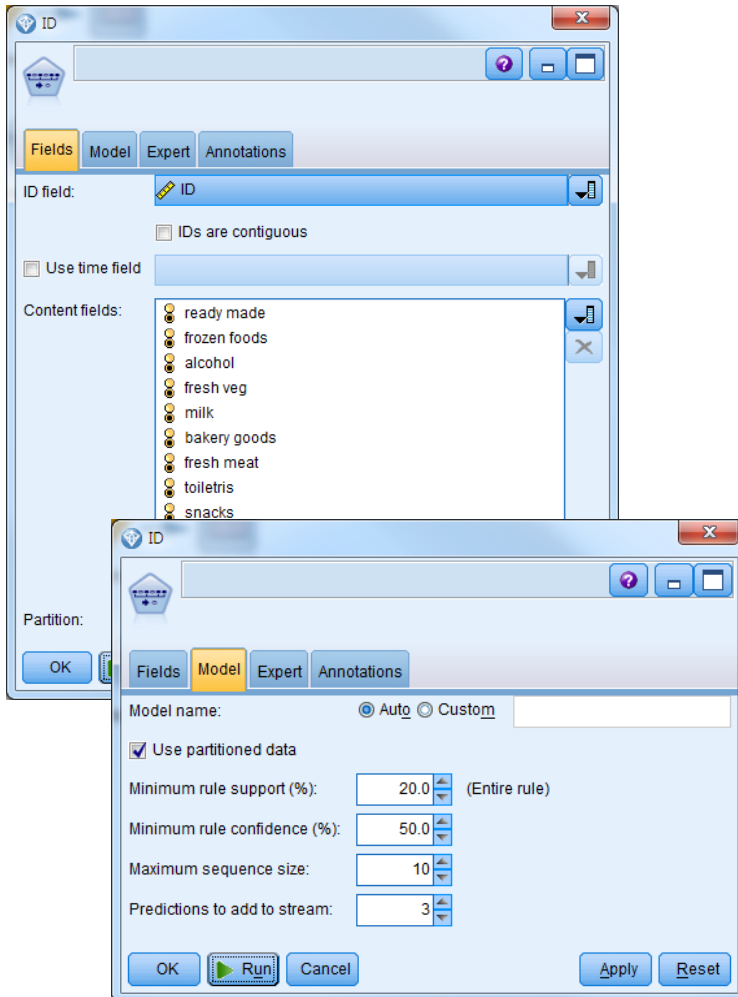
- 지지도 20% 이상, 신뢰도 50% 이상인 규칙들만 유도하도록 지정한다.

- Maximum sequence size

규칙을 나타내는 열의 마디 수를 의미, 5로 제한한다.

- Predictions to add to stream

생성 모형을 전개할 때 뿌려줄 예측 품목 수를 의미, 3으로 제한한다.



# 순차규칙탐사 실습 - 모델링 및 결과 (2/3)

## Clementine>Sequence

### ▶ 모델링 결과

- 총 473개의 규칙이 생성된다.
- Ready Made <= Alcohol  
적용거래수가 108이고 지지도 78.5%, 신뢰도 70.6%로 Alcohol을 구입한 고객이 Ready Made를 구입할 가능성이 높다.
- Snacks <= Alcohol & <- Snacks & Tinned goods  
Snacks & Tinned goods를 사고 그 후 Alcohol을 구입한 경험이 있는 고객은 다시 Snacks를 구입할 가능성이 높다.  
전제: Snacks & Tinned goods -> Alcohol  
결과: Snacks  
적용 거래수 41, 지지도 30.3%, 신뢰도 69.5%

Antecedent	Consequent	Support %	Confidence %
alcohol	ready made	78.462	70.588
snacks	ready made	85.128	70.482
snacks and tinned goods	snacks	30.256	69.492
alcohol	ready made	88.205	68.605
alcohol	snacks	78.462	66.667
ready made and snacks	ready made	38.462	66.667
bakery goods	ready made	85.641	65.868
tinned goods	ready made	81.026	65.823
bakery goods	ready made	88.205	65.698
ready made	frozen foods	81.026	65.19
bakery goods	frozen foods	79.487	65.161
frozen foods	frozen foods	79.487	65.161
snacks	tinned goods	85.128	65.06
frozen foods and snacks and tinned goods	snacks	34.872	64.706
tinned goods	snacks	85.641	64.671
snacks	frozen foods	85.128	64.458
snacks	bakery goods	85.128	64.458
alcohol and snacks	snacks	58.974	64.348
alcohol	tinned goods	78.462	64.052
frozen foods and alcohol and tinned goods	frozen foods	38.462	64.0
frozen foods and alcohol and tinned goods	bakery goods	38.462	64.0
ready made	snacks	88.205	63.953
bakery goods	tinned goods	81.026	63.924

# 순차규칙탐사 실습 - 모델링 및 결과 (3/3)

## Clementine>Sequence

Table (7 fields, 786 records)

File Edit Generate

Table Annotations

	ID	\$S-ID-1	\$SC-ID-1	\$S-ID-2	\$SC-ID-2	\$S-ID-3	\$SC-ID-3
1	1.000	ready made	0.706	snacks	0.667	frozen foods	0.657
2	1.000	ready made	0.706	snacks	0.667	frozen foods	0.652
3	1.000	ready made	0.706	snacks	0.667	frozen foods	0.657
4	2.000	ready made	0.686	frozen foods	0.657	snacks	0.647
5	2.000	ready made	0.686	frozen foods	0.657	snacks	0.647
6	3.000	ready made	0.706	snacks	0.667	frozen foods	0.657
7	3.000	ready made	0.706	frozen foods	0.657	tinned goods	0.651
8	3.000	ready made	0.706	frozen foods	0.657	snacks	0.647
9	4.000	ready made	0.706	snacks	0.667	frozen foods	0.652
10	4.000	ready made	0.706	frozen foods	0.652	tinned goods	0.651

OK

### ▶ 모델링 결과(Table)

- Output - Table
- 고객ID별로 향후 구입이 유력한 3개 품목의 리스트와 해당 신뢰도가 출력된다.
- ID가 1인 고객: Ready made(0.706), Snacks(0.667), Frozen foods(0.657)

# Case Study – 카탈로그 교차판매

## Background

Exeter주식회사는 여러 가지 카탈로그를 통해서 제품을 파는 회사이다.\* 카탈로그는 수십 종류가 있지만, 9개의 카테고리로 구분될 수 있다.

1. 의류
2. 주방용품
3. 건강용품
4. 자동차용품
5. 개인용전자제품
6. 컴퓨터
7. 정원용품
8. 선물용품
9. 보석

카탈로그 인쇄와 배포 비용은 높다. 가장 비용이 많이 들어가는 부분은 물건을 사지 않는 사람들에게 제품을 홍보하는 비용이다. Exeter사는 카탈로그의 편집 작업과 인쇄에 너무나 많은 투자를 했기 때문에 카탈로그를 최대한 효과적으로 사용하고자 한다. 그 방법 중의 하나는 교차판매이다. 어떤 고객이 “미끼를 물어” 제품 하나를 구매하면 또 다른 제품을 판매하려고 시도하는 것이다.

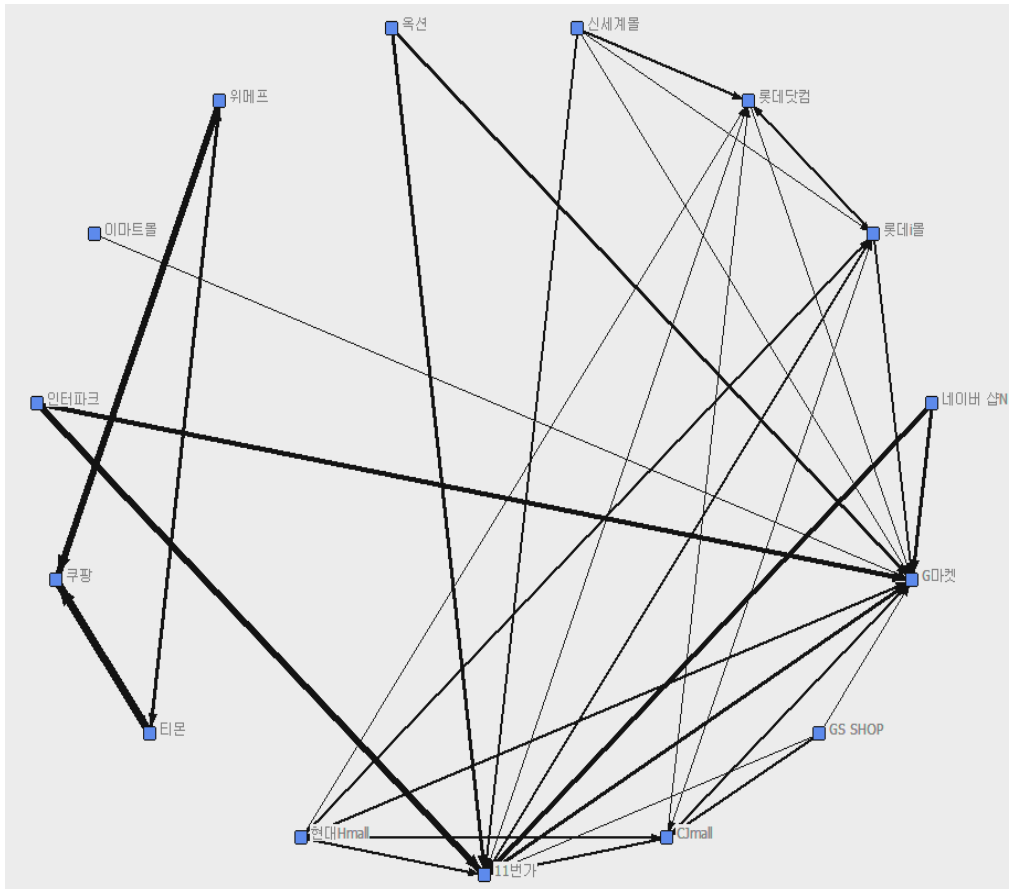
이런 교차판매는 구매한 제품을 배송할 때 카탈로그를 같이 보내는데 거기에 그 카탈로그 안의 제품을 구매 유도하기 위한 할인쿠폰도 같이 넣는 형태가 된다. 또는 이런 비슷한 쿠폰을 이메일로 보내서 카탈로그의 웹버전에 링크가 되게 한다.

그러나 어떤 카탈로그를 할인 쿠폰과 함께 배송상자에 넣거나, 이메일에 링크가 되게 해야 하는가? Exeter사는 데이터 분석에 의해 답을 얻고자 한다. 즉, 단순히 임의로 선택된 카탈로그보다는 구매를 유도할 가능성이 더 높은 카탈로그를 선정하려고 하는 것이다.

## Assignment

CatalogCrossSell.xls 데이터세트를 사용해서 연관성 규칙을 분석하고 그 결과에 대해 논하시오. 다양한 산출 통계(향상 비율, 신뢰, 지지)의 의미를 설명하고 어떤 것이 Exeter사가 교차판매를 유도할 카탈로그를 선택할 때 유용한 정보를 제공해 줄 수 있는지 기술해 보시오.

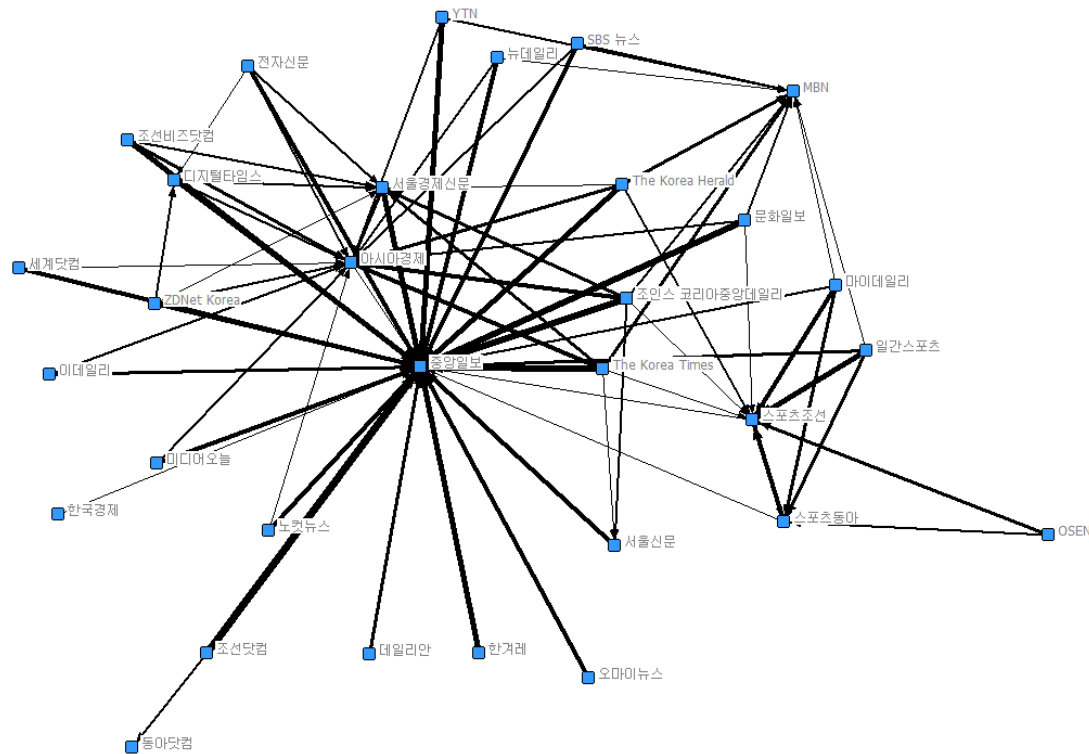
# Case Study – 클릭스트림 분석 (1/2)



## ▶ ARM과 SNA를 결합한 분석

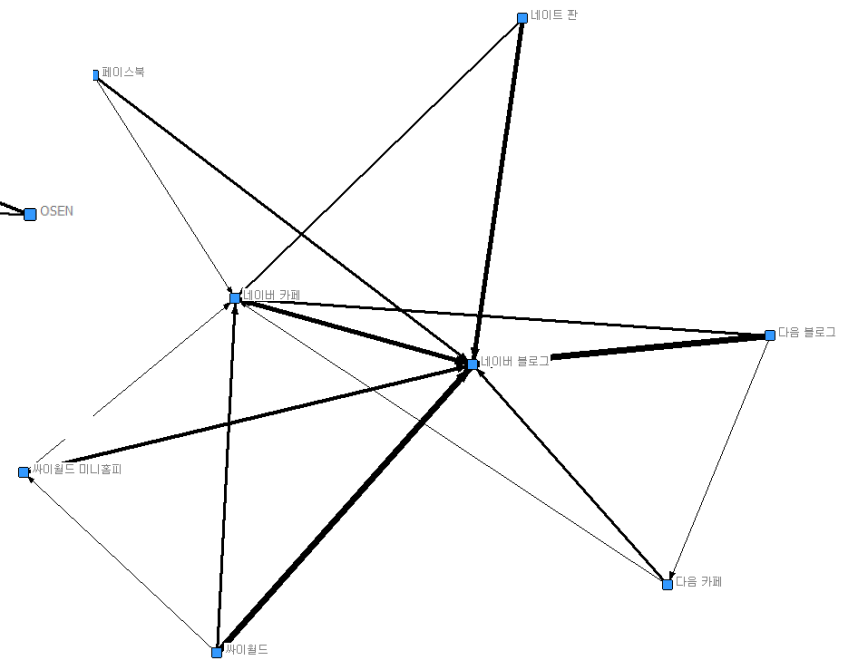
- 5000명의 1년간 쇼핑사이트 접속기록을 활용
- 한 사람이 하루 동안 동시에 접속하는 쇼핑사이트 리스트를 하나의 트랜잭션으로 간주
- 전향(Antecedents)의 항목 수를 1로 고정. 즉  $A \Rightarrow B$ 의 연관규칙만 생성되도록 함
- $A \Rightarrow B$  라는 규칙이 발견되면 A에서 B로 링크를 연결하고 링크의 강도(굵기)는 신뢰도로 표현하는 Social Network를 구축
- 쇼핑사이트 간의 관계 및 각 쇼핑사이트의 브랜드 파워 차이를 시각적으로 파악할 수 있음

# Case Study – 클릭스트림 분석 (2/2)



▶ 뉴스 사이트 관계분석

▶ 커뮤니티 사이트 관계분석



# Case Study – POS 데이터 분석

## ■ 상승규칙 vs. 하향규칙

- 분기별 판매규칙을 기준으로 꾸준히 신뢰도가 상승 또는 하락하는 규칙

규칙	1분기	2분기	3분기	4분기	판정
치킨1⇒치킨2	25%	26%	28%	31%	상승 규칙
치킨1⇒짬닭	61%	52%	57%	60%	
짬닭⇒치킨1	76%	54%	43%	42%	하향 규칙
치킨2⇒소주	46%	36%	33%	45%	

## ■ 소멸규칙 vs. 새로운 규칙

- 기준 월(분기)과 비교대상 월(분기)을 정하여 비교했을 때 소멸 또는 새로 나타나는 규칙

규칙	1분기	2분기	3분기	4분기	판정
치킨1⇒치킨2	25%	26%	28%	0%	소멸 규칙
치킨1⇒짬닭	61%	52%	57%	60%	
짬닭⇒치킨1	34%	43%	43%	41%	
치킨1⇒소주	45%	46%	43%	45%	

규칙	1분기	2분기	3분기	4분기	판정
치킨1⇒치킨2	25%	26%	28%	32%	
치킨1⇒짬닭	61%	52%	57%	60%	
짬닭⇒치킨1	0%	0%	0%	23%	새로운 규칙
치킨1⇒소주	45%	46%	43%	45%	



# Case Study – 주가 분석 (1/2)

## ■ Objectives

- investigate the forecasting movement of the KOSPI using the time series data of various interrelated world stock market indices.

## ■ Input variables

Index	Description
Kospi Up	Today's Kospi index is higher than that of the day before
Kospi Down	Today's Kospi index is lower than that of the day before
Dow Jones Up	Today's Dow Jones Industrial Average index is higher than that of the day before
Dow Jones Down	Today's Dow Jones Industrial Average index is lower than that of the day before
Nikkei Up	Today's Nikkei225 index is higher than that of the day before
Nikkei Down	Today's Nikkei225 index is lower than that of the day before
SSE Up	Today's SSE Composite Index is higher than that of the day before
SSE Down	Today's SSE Composite Index is lower than that of the day before
TSEC Up	Today's TSEC weighted index is higher than that of the day before
TSEC Down	Today's TSEC weighted index is lower than that of the day before
Hang Seng Up	Today's Hang Seng index is higher than that of the day before
Hang Seng Down	Today's Hang Seng index is lower than that of the day before
FTSE Up	Today's FTSE100 index is higher than that of the day before
FTSE Down	Today's FTSE100 index is lower than that of the day before
CAC Up	Today's CAC 40 index is higher than that of the day before
CAC Down	Today's CAC 40 index is lower than that of the day before
DAX Up	Today's DAX index is higher than that of the day before
DAX Down	Today's DAX index is lower than that of the day before



# Case Study – 주가 분석 (2/2)

## ■ Transactions (2006.1 ~ 2008.12)

Day	Variable	Day	Variables	ID
...	...	...	...	...
06.06.09	KOSPI Up	06.06.08	Dow Jones Up, Nikkei225 Down, SSE Up, TSEC Down, Hang Seng Down, FTSE Up, CAC Up, DAX Up	101
06.06.10	KOSPI Up	06.06.09	Dow Jones Down, Nikkei225 Down, SSE Down, TSEC Down, Hang Seng Down, FTSE Up, CAC Down, DAX Up	102
06.06.11	KOSPI Down	06.06.10	Dow Jones Up, Nikkei225 Down, SSE Up, TSEC Down, Hang Seng Down, FTSE Up, CAC Up, DAX Down	103
...	...	...	...	...

## ■ Results of ARM

Rule	Condition
Rule 1	If Nikkei225 index is Down and Dow Jones and DAX indices are up, then KOSPI index is Up
Rule 2	If Hang Seng index is Down and Dow Jones and DAX indices are up, then KOSPI index is Up
Rule 3	If Hang Seng index is Down and Dow Jones and FTSE indices are up, then KOSPI index is Up
Rule 4	If Hang Seng index is Down and Dow Jones and CAC indices are up, then KOSPI index is Up



# 기타 고려사항

---

- 다양한 비교 분석에 ARM을 활용

- 점포 간 비교
- 홍보 기간 중 판매 vs. 다른 기간 중 판매
- 도시 vs. 주변지역 판매
- 판매 패턴의 계절 변화

- 비연관 규칙

- Dissociation rule: IF A and not B THEN C
- Inverse association rule: IF not A THEN not B



# Recommender Systems

---



# Motivation

---

- User Perspective

- **Lots** of online products, books, movies, etc.
- **Reduce** my choices...please...

- Manager Perspective

*"if I have 3 million **customers** on the web,  
I should have 3 million **stores** on the web."*

**Jeff Bezos, CEO of Amazon.com**

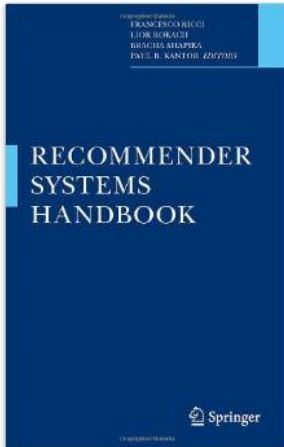
# Example: Book Recommendation

amazon [Try Prime](#) Your Amazon.com Today's Deals Gift Cards Sell Help

Shop by Department ▾ Search

Hello, Sign in Your Account

Books Advanced Search New Releases Best Sellers The New York Times® Best Sellers Children's Books Textbooks Textbook Rentals Sell Us Your Books



**Look inside** ↴

**Recommender Systems Handbook** Hardcover – October 28, 2010  
by [Francesco Ricci](#) (Editor), [Lior Rokach](#) (Editor), [Bracha Shapira](#) (Editor), & 1 more  
★★★★★ 1 customer review  
ISBN-13: 978-0387858197 | ISBN-10: 0387858199 | Edition: 2011<sup>th</sup>


**Buy New**  
Price: **\$183.20**

29 New from **\$166.89** | 16 Used from **\$154.00**


	Amazon Price	New from	Used from
Kindle	<b>\$161.99</b>	—	—
Hardcover	<b>\$183.20</b>	<b>\$166.89</b>	<b>\$154.00</b>
Paperback	—	—	—

**FREE TWO-DAY SHIPPING FOR COLLEGE STUDENTS**  
[Learn more](#)


## Customers Who Bought This Item Also Bought



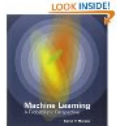
**Recommender Systems: An Introduction**  
Dietmar Jannach  
★★★★★ 7  
Hardcover  
**\$71.63** ✓Prime



**Algorithms of the Intelligent Web**  
Haralambos Marmanis  
★★★★★ 16  
Paperback  
**\$29.13** ✓Prime



**An Introduction to Statistical Learning...**  
Gareth James  
★★★★★ 56  
#1 Best Seller in Mathematical & Statistical...  
Hardcover  
**\$73.58** ✓Prime



**Machine Learning: A Probabilistic...**  
Kevin P. Murphy  
★★★★★ 42  
Hardcover  
**\$76.50** ✓Prime




**Scaling up Machine Learning: Parallel and Distributed Approaches**  
Ron Bekkerman  
Hardcover  
**\$84.06** ✓Prime

# Example: Movie Recommendation

우 박스오피스 TV VOD PC VOD 추천영화 평가누리기


Yoonho Cho

장르 | 국가 | 연도 | 추천이유




2.2

예상별점 2.2개 ★★☆☆☆




2.2

예상별점 2.2개 ★★☆☆☆




3.0

<트랜스포머>와 비슷해요




2.4

예상별점 2.4개 ★★☆☆☆




2.2


예상별점 2.2개 ★★☆☆☆




2.0




2.5



2.0




2.4



2.2


평가를 많이 할수록 예상별점이 정확해져요. 자, 30개 감시다!



써니

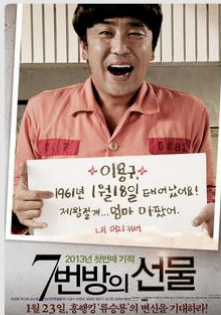
★★★★★

보고싶어요 불안해요 트 쓰기




광해

2012.09.13



7번방의 선물

2017.05.18 개봉



도둑들

10인의 도둑 1개의 다이아몬드 그들이 움직이기 시작했다



# Basic Approaches

---

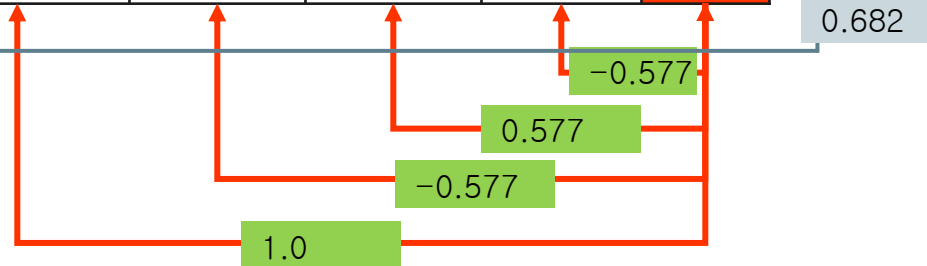
- Collaborative Filtering (CF)
  - Look at users **collective** behavior
  - Look at the active user **history**
  - Combine!
- Content-based Filtering (CBF)
  - Recommend items based on **key-words**
  - More appropriate for **information retrieval**

# CF vs. CBF

CF

	Karen	Lynn	Chris	Mike	Jill
Kitima	-	+	+	+	-
Marco Polo	+	+	+	+	+
Spiga	+	-	+	-	+
Thai Touch	-	+	-	+	-
Dolce	+	-	+	-	?

Correlation :

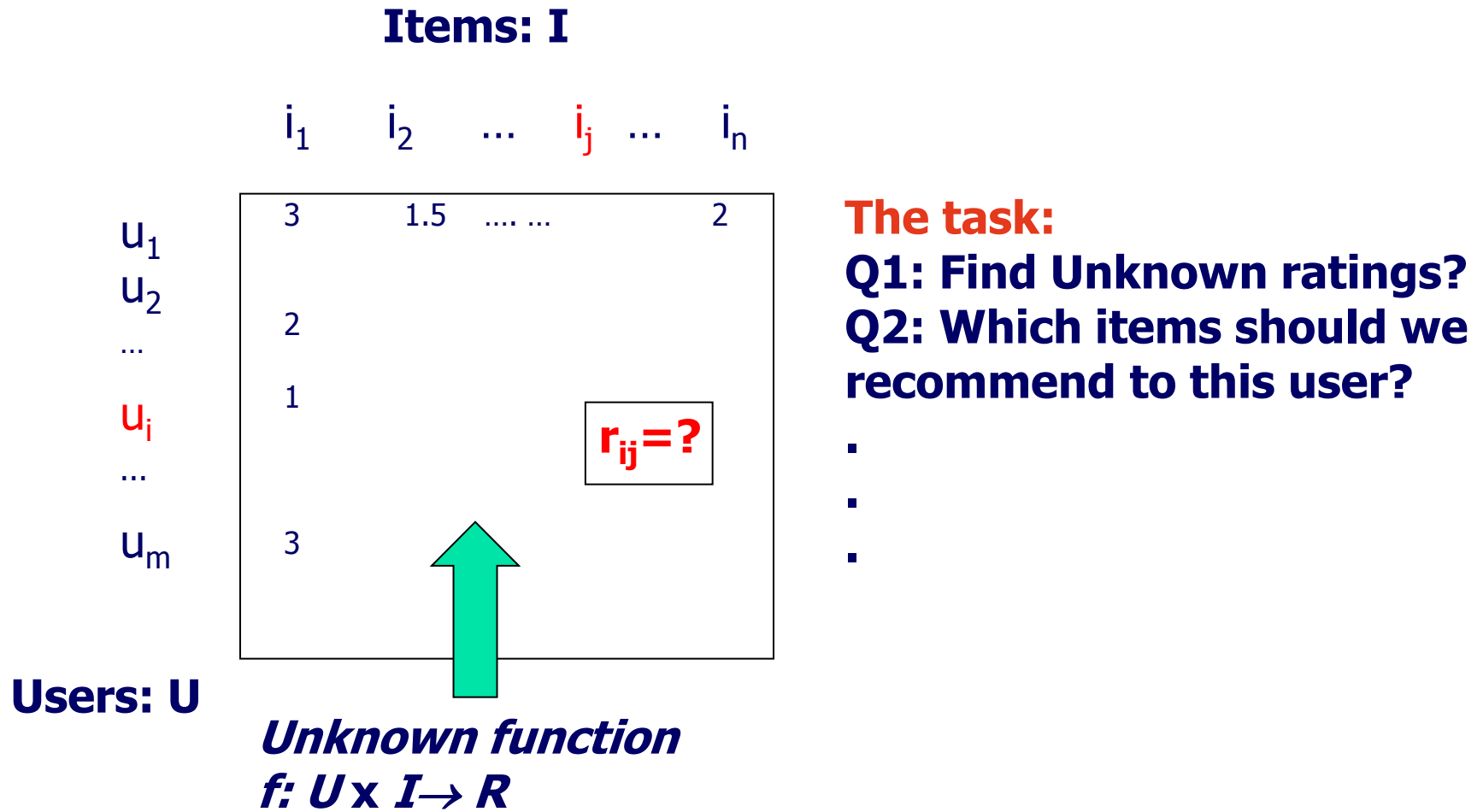


CBF

	noodle	shrimp	basil	exotic	salmon	Jill
Kitima	Y	Y	Y	Y	Y	-
Marco Polo		Y	Y			+
Spiga	Y		Y			+
Thai Touch	Y	Y		Y		-
Dolce		Y	Y		Y	?



# Collaborative Filtering: A Framework



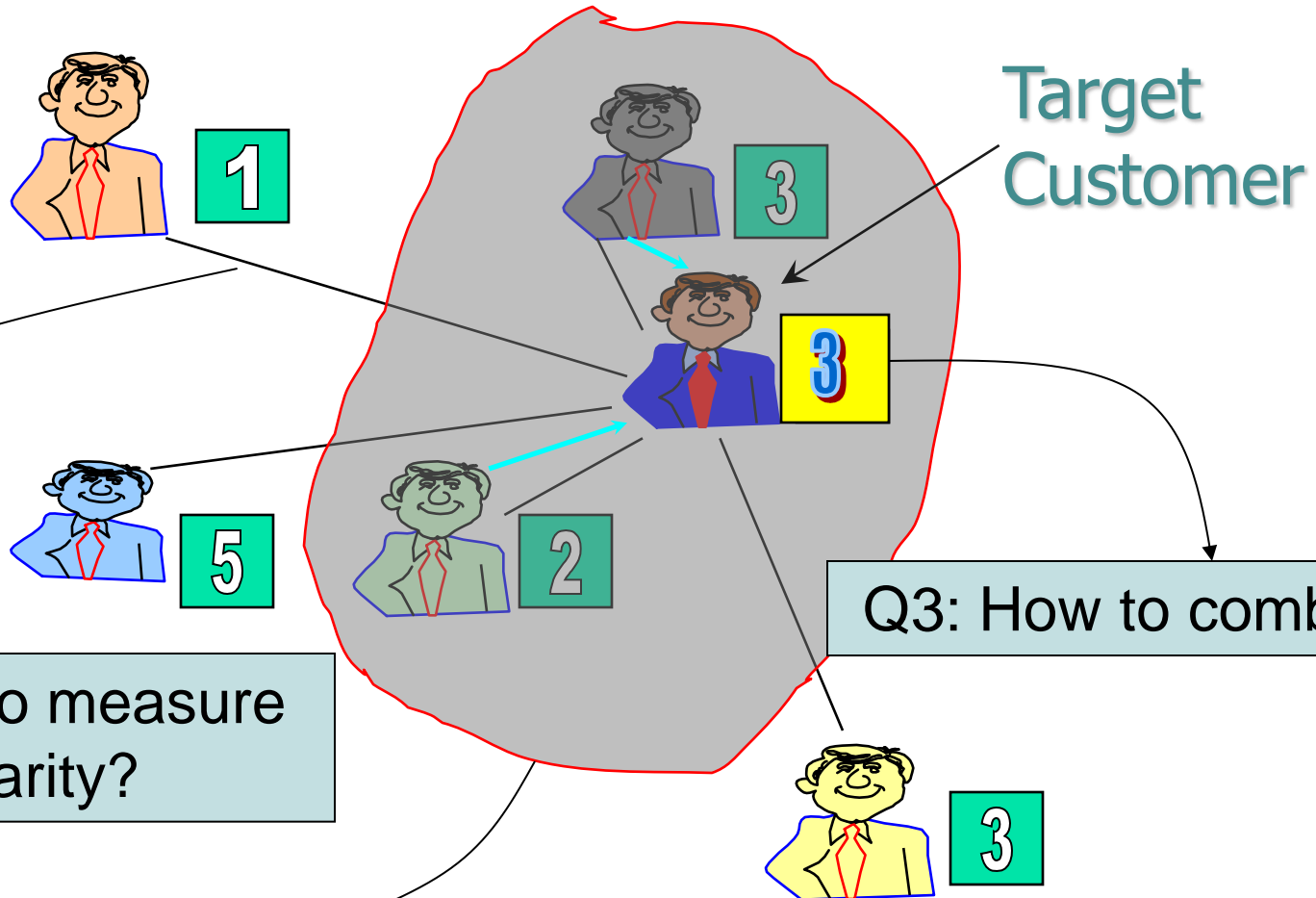


# Collaborative Filtering: Methods

---

- User-User Method
  - Identify like-minded users
- Item-Item Method
  - Identify buying patterns
- Combined Method

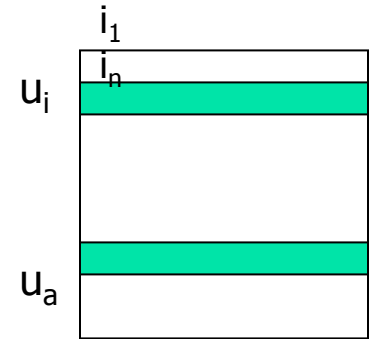
# User-User Similarity: Intuition



# Q1: How to measure similarity?

- Pearson correlation coefficient

$$w_p(a, i) = \frac{\sum_{j \in \text{CommonlyRated Items}} (r_{aj} - \bar{r}_a)(r_{ij} - \bar{r}_i)}{\sqrt{\sum_{j \in \text{CommonlyRated Items}} (r_{aj} - \bar{r}_a)^2 \sum_{j \in \text{CommonlyRated Items}} (r_{ij} - \bar{r}_i)^2}}$$



- Cosine measure

- Users are vectors in product-dimension space

$$w_c(a, i) = \frac{r_a \cdot r_i}{\|r_a\|_2 * \|r_i\|_2}$$



## Q2: How to select neighbors?

---

- Identify highly similar users to the active one
  - Best K ones
  - All with a measure greater than a threshold

### Q3: How to combine?

- Prediction

$$r_{aj} = \bar{r}_a + \frac{\sum_i w(a,i)(r_{ij} - \bar{r}_i)}{\sum_i w(a,i)}$$

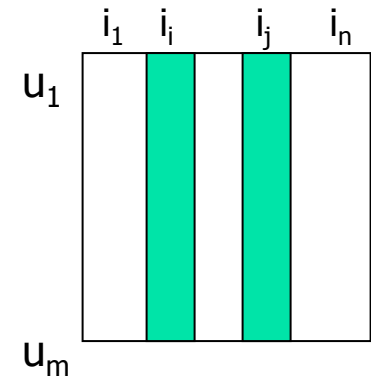
Diagram illustrating the components of the prediction formula:

- $\bar{r}_a$ : User a's neutral
- $\sum_i w(a,i)$ : User a's estimated deviation
- $r_{ij} - \bar{r}_i$ : User i's deviation

# Item-Item Similarity: The Intuition

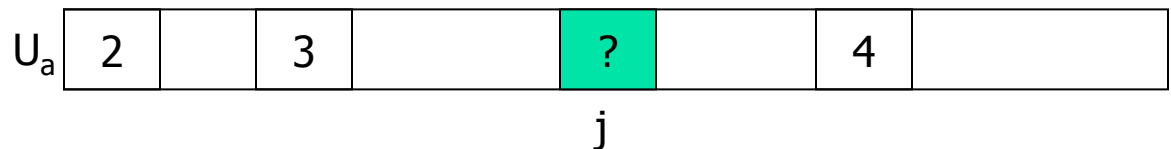
- Search for **similarities** among **items**
  - Same as in user-user similarity but on item vectors
  - Pearson correlation coefficient

$$s_{ij} = \frac{\sum_{u \in \text{Users Rated Both Items}} (r_{uj} - \bar{r}_j)(r_{ui} - \bar{r}_i)}{\sqrt{\sum_{u \in \text{Users Rated Both Items}} (r_{uj} - \bar{r}_j)^2 \sum_{u \in \text{Users Rated Both Items}} (r_{ui} - \bar{r}_i)^2}}$$



- Predict rating for a given user-item pair as a weighted sum over similar items that he rated

$$r_{aj} = \frac{\sum_{i \in \text{similar items}} s_{ij} r_{ai}}{\sum_{i \in \text{similar items}} s_{ij}}$$





# Combined Methods (1/2)

- Combine recommendations from multiple profiles

	People			Content		
Restaurant	Karen	Lynn	Jill	noodle	shrimp	basil
Kitima	-	+	-	Y	Y	Y
Marco Polo	+	+	+		Y	Y
Dolce	+	-	?		Y	Y
Gender	F	F	F			
Age	15	17	10			
Area code	714	714	714			
Demographic						

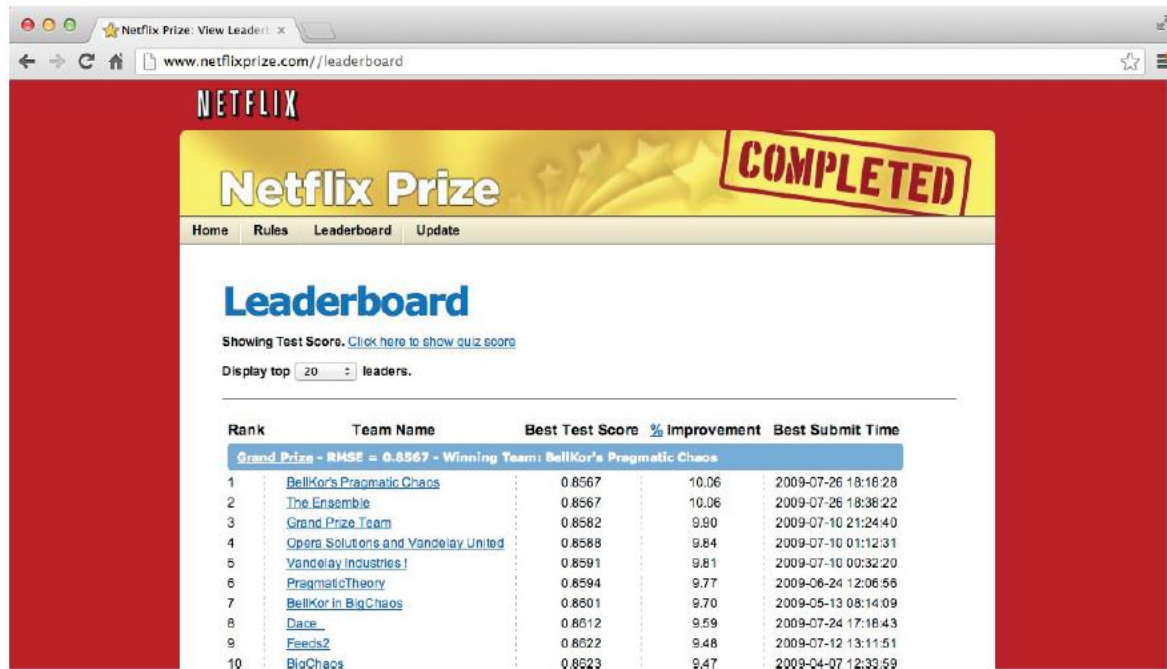


# Combined Methods (2/2)

- Combine recommenders by averaging/voting

## Netflix prize

BellKor = Combination of 107 predictors



The screenshot shows the Netflix Prize leaderboard page. At the top, there's a red banner with the Netflix logo and a yellow box saying "COMPLETED". Below the banner, there's a navigation bar with "Home", "Rules", "Leaderboard", and "Update". The main heading is "Leaderboard". Below it, there's a link to "Showing Test Score" and a dropdown menu to "Display top 20 leaders". The table below lists the top 10 teams with their Rank, Team Name, Best Test Score, % Improvement, and Best Submit Time.

Rank	Team Name	Best Test Score	% Improvement	Best Submit Time
<b>Grand Prize - RMSE = 0.8567 - Winning Team: BellKor's Pragmatic Chaos</b>				
1	<a href="#">BellKor's Pragmatic Chaos</a>	0.8567	10.06	2009-07-26 18:16:28
2	<a href="#">The Ensemble</a>	0.8567	10.06	2009-07-26 18:38:22
3	<a href="#">Grand Prize Team</a>	0.8582	9.90	2009-07-10 21:24:40
4	<a href="#">Opera Solutions and Vandelay United</a>	0.8588	9.84	2009-07-10 01:12:31
5	<a href="#">Vandelay Industries!</a>	0.8591	9.81	2009-07-10 00:32:20
6	<a href="#">PragmaticTheory</a>	0.8594	9.77	2009-06-24 12:06:55
7	<a href="#">BellKor in BigChaos</a>	0.8601	9.70	2009-05-13 08:14:09
8	<a href="#">Dace</a>	0.8612	9.59	2009-07-24 17:16:43
9	<a href="#">Feeds2</a>	0.8622	9.48	2009-07-12 13:11:51
10	<a href="#">BioChaos</a>	0.8623	9.47	2009-04-07 12:33:59

<http://www.netflixprize.com//leaderboard>



# Getting More Information

---

- Book / Article

- Francesco Ricci et al., "[Recommender Systems Handbook](#)", 2010.
- Michael Hahsler, "recommenderlab: A Framework for Developing and Testing Recommendation Algorithms"

- Lecture

- Coursera, "[Introduction to Recommender Systems](#)", by Joseph A. Konstan (University of Minnesota) and Michael D. Ekstrand (Texas State University)